

PROJET 5ÈME ANNÉE

Clément CRONIER

Adrien TIRLEMONT

Théophile CHENE

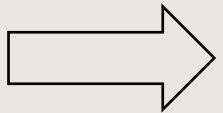


The background features a conceptual illustration of network security. At the top, two desktop computers with monitors displaying world maps are connected by blue lines to a central brick wall, which represents a firewall. Below the wall, a globe is connected to several laptops, also via blue lines, symbolizing global network connectivity and data flow.

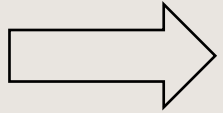
Notre projet

Système d'authentification basé sur la
reconnaissance faciale

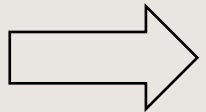
Contexte



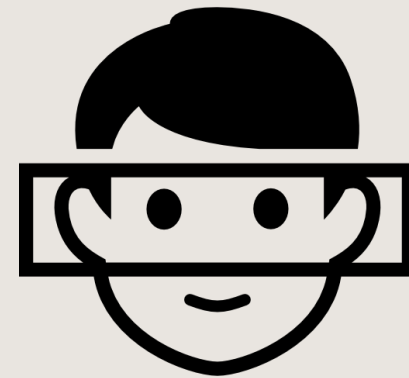
Simple d'utilisation



Peu d'interactions



Moins intrusif que
d'autres systèmes (Iris,
empreintes digitales)



Problématique

Comment l'authentification basée sur la reconnaissance faciale peut-elle s'intégrer dans l'évolution des systèmes d'authentification, tels que la biométrie et l'authentification multifactorielle, pour offrir une sécurité accrue et une expérience utilisateur plus fluide ?



Notre démarche

- Etude de l'état de l'art pour la détection de visage et choix de la méthode finale
- Choix de la méthode de reconnaissance faciale
- Choix du dataset dans les deux cas
- Création des modèles dans les deux cas
- Etude des résultats obtenus dans les deux cas
- Création de l'application



Détection de visage

	Implémentation	Intérêt	Rapidité d'exécution
Knowledge-based face detection	✓	✗	✗
Template matching	✓	✗	✗
Feature-based face detection	✓	✓	✓
Appearance-based face detection	✓	✗	—

Haar Feature Selection



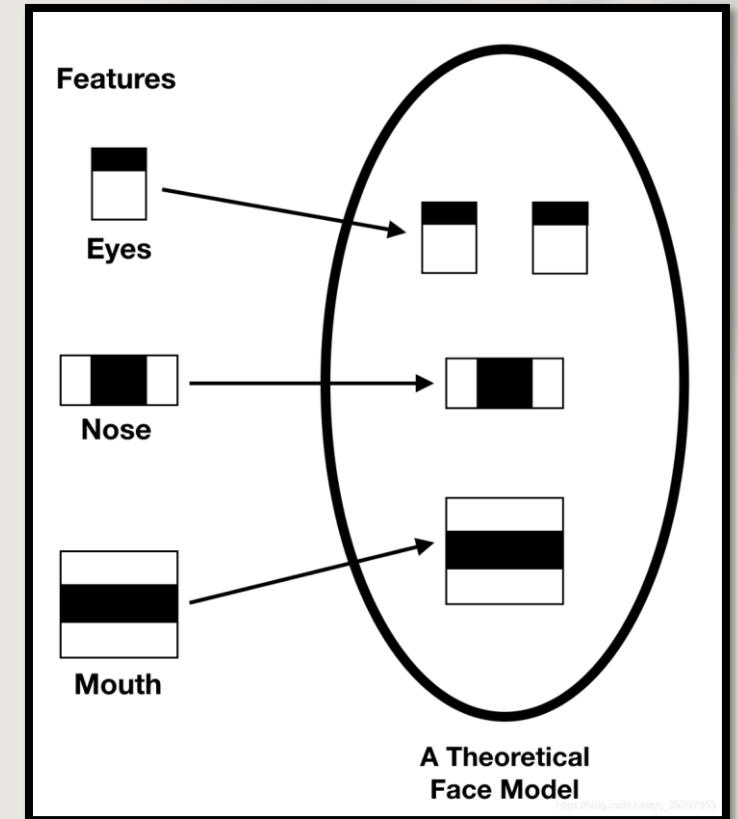
Modèles pré-existants.



S'appuie sur des propriétés similaires des visages humains pour former des correspondances à partir des traits du visage.



38 couches de classificateurs en cascade pour obtenir le nombre total de 6061 caractéristiques de chaque face frontale.



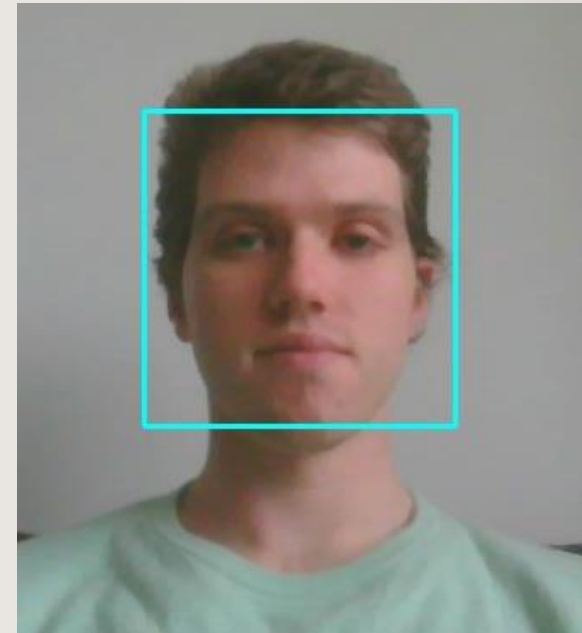
Détection de visage

➤ Type:

➤ Haarcascade classifier

-> Avantages

- Rapide
- Facile à implémenter
- Bonne précision
- modèle pré-entraîné



*Détection de l'un de nos visages
Avec Haarcascade*

Notre base de données "appearance-based model"

1er dataset : Kerimelbiler dataset

- 31 personnes, nombre d'images : 2562

Problème de performance, trop peu d'images ne permettant pas au modèle de généraliser correctement.

2ème dataset : Pins Face dataset

- 105 personnes, 100-200 images/personne
- De multiples images correspondant à tous types de visages
- Images de tailles variables
- Images de qualités variables
- Individus variables

Notre base de données "marques du visage"

Dataset : Facial Key Point Detection Dataset

- 70 000 images avec 68 landmarks/image

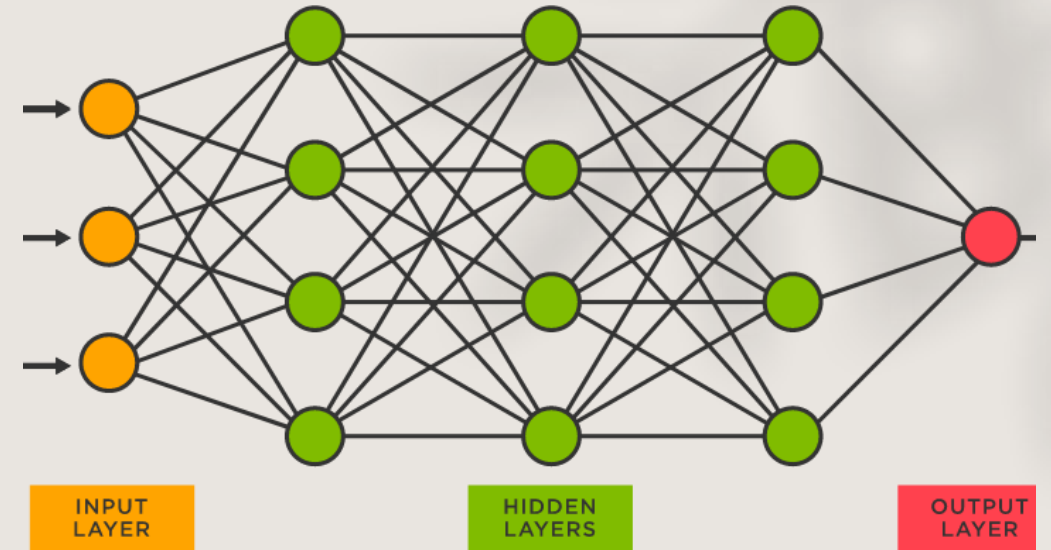
Conservation de 7674 images.

- De multiples images correspondant à tous types de visages
- Images de tailles variables
- Individus variables



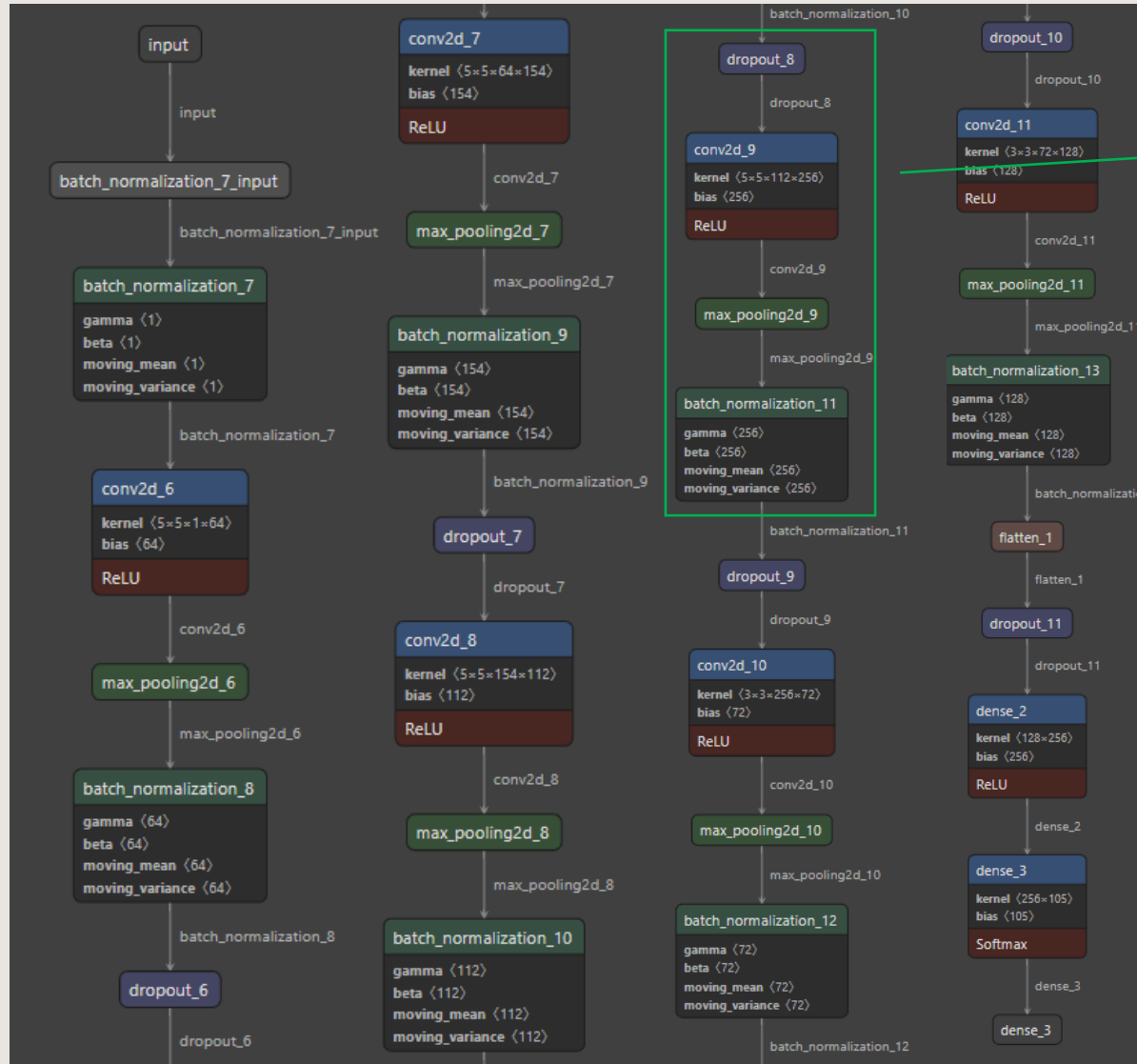
Nos modèles (CNN)

- Capacité à extraire les caractéristiques pertinentes : les bords, les textures et les motifs.
- Réduction de la complexité des données en réduisant leur dimensionnalité.
 - une gestion plus efficace des données d'image
 - une amélioration de la vitesse de traitement.
- Amélioration de la précision : capacité à généraliser les caractéristiques d'image pour des images inconnues.



Réseau de neurones convolutif

Notre "Appearance based model"

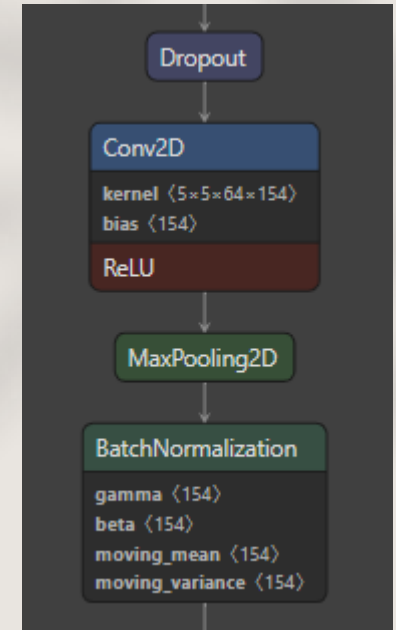


7 Bloc composé de :

- Dropout
- Conv2D
- MaxPooling
- BatchNormalization

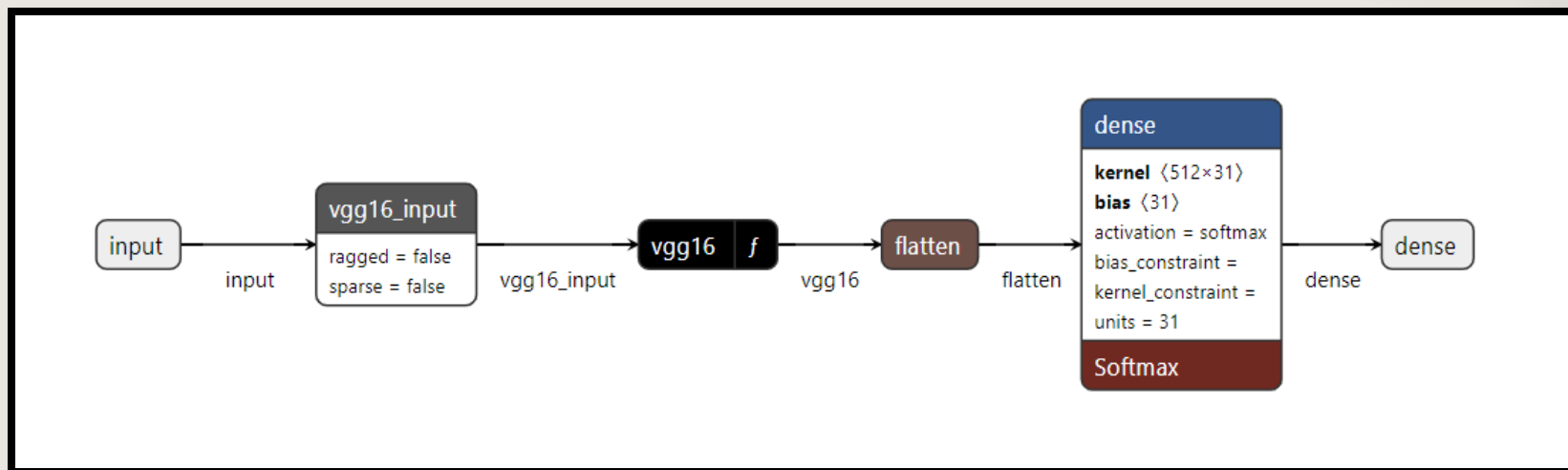
Nombre de couches au total:

- 30 couches pour
1 700 000 paramètres



Notre modèle "Transfer Learning"

-> VGG16



Modèle des marques du visage (landmarks)



6 Bloc de traitement
Ayant :

- 1 BatchNormalization
- 1 Dropout
- 2 Convolution2D

Nombre de couches au total:

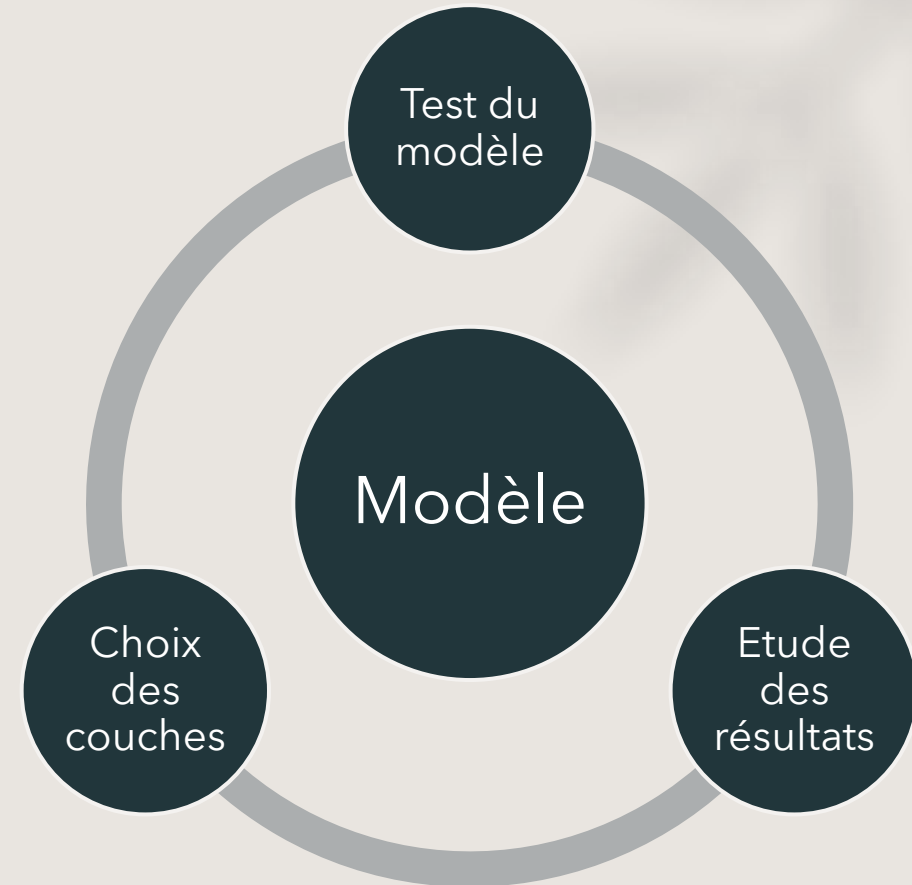
- 29 couches pour
4 000 000 paramètres

Evolution des modèles

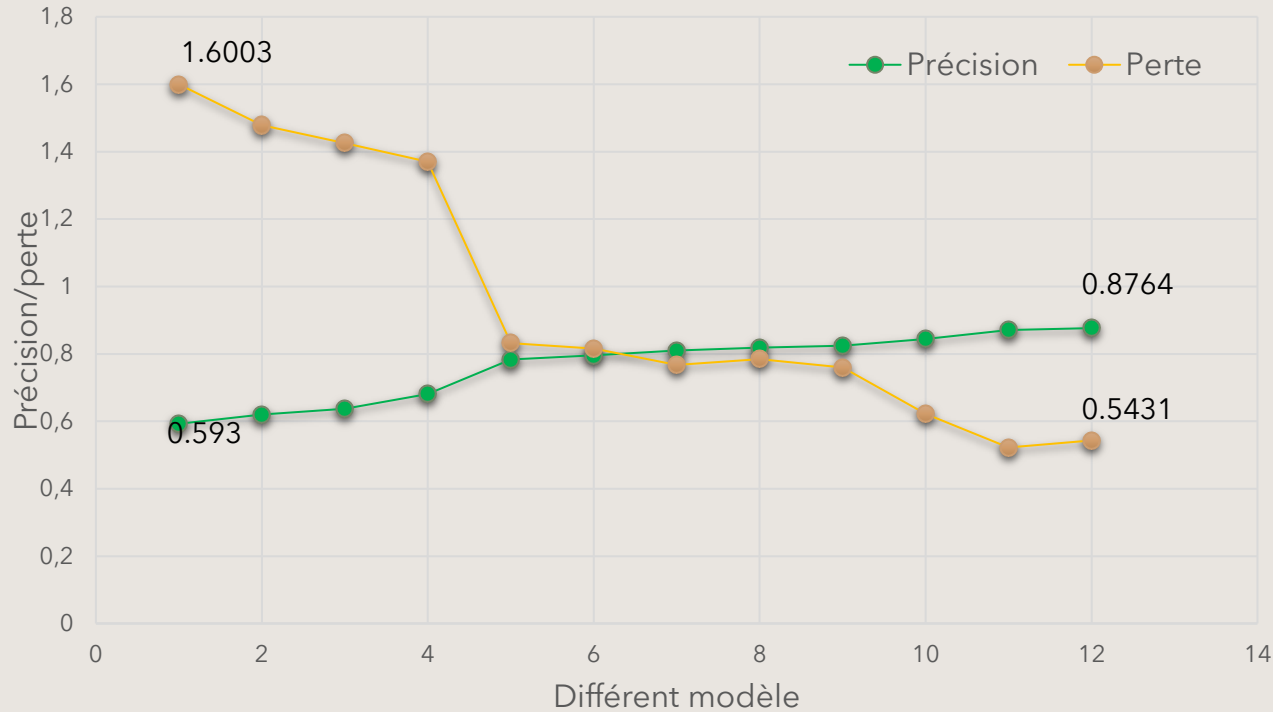
Recherche automatique des hyperparamètres.

-> module scikit-optimize,
méthode Bayésienne afin
d'étudier les paramètres les plus
importants.

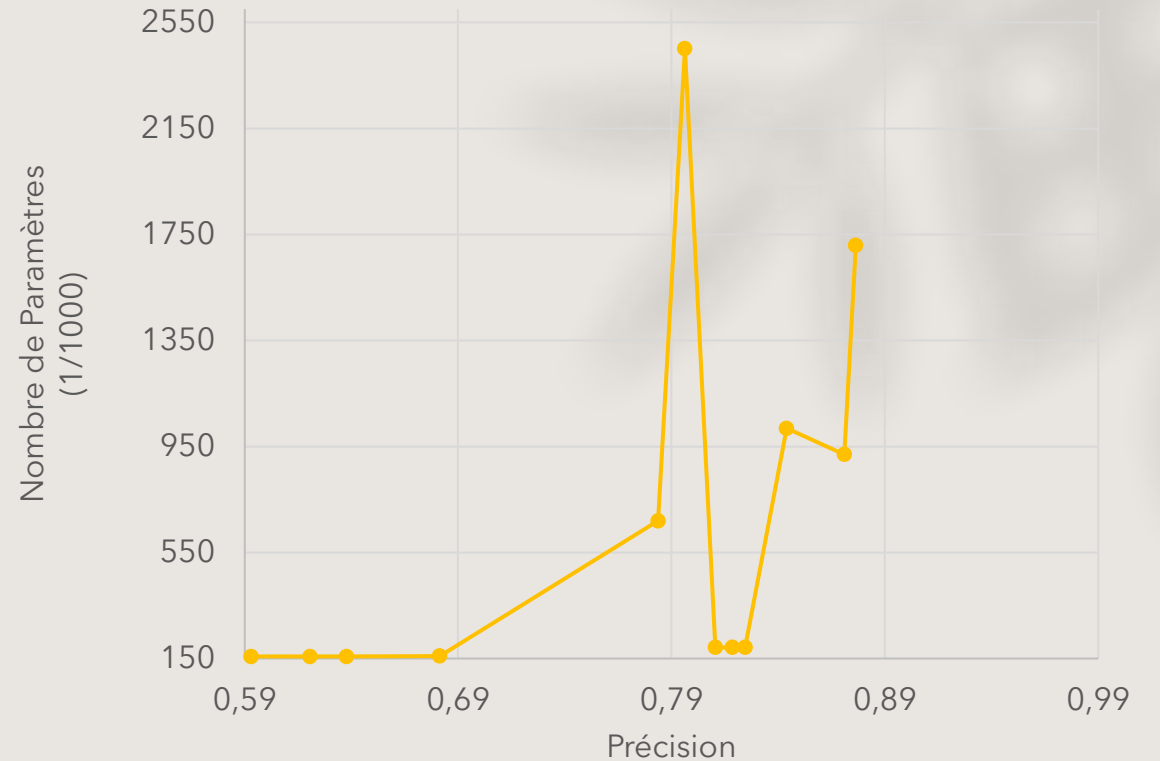
Recherche empirique
des hyperparamètres.



Apparence Based: Les différents entraînements



Affichage de la perte et de la précision
des modèles entraînés



Précision des modèles en fonction des
paramètres

Nos résultats (Appearance based)

Statistiques du meilleur modèle :

Précision

87,64%

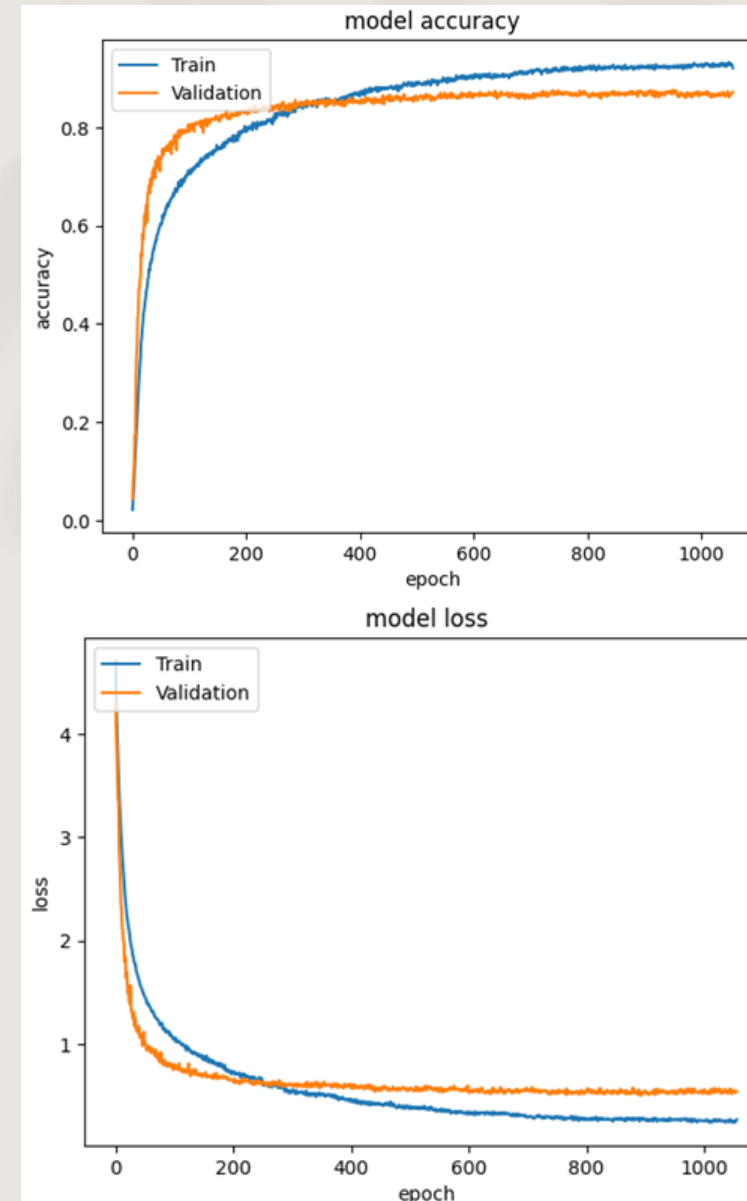
Perte

0,5431

Nombre de cycle d'entraînement
940

Nombre de paramètres
1 708 775 paramètres

Temps de prédiction
-CPU: 20,6s/100 images
-GPU: 7s/100 images



Nos résultats (Transfer Learning)

Statistiques du meilleur modèle :

Précision

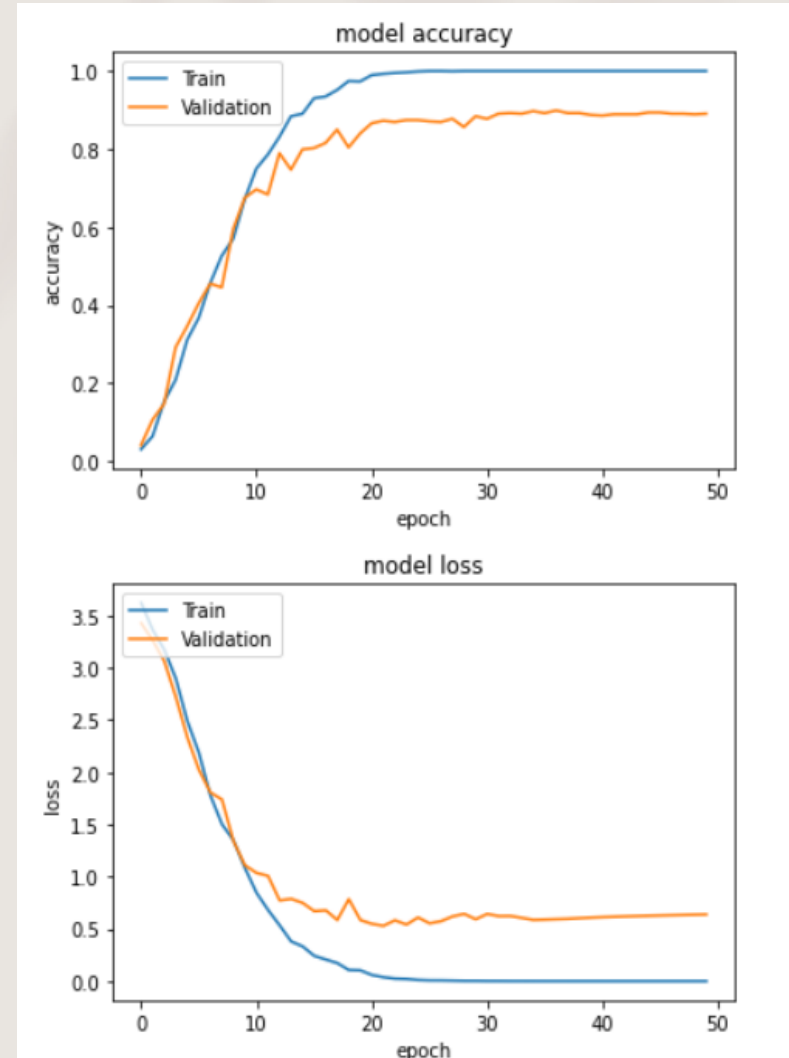
89,07%

Perte

0,7532

Nombre de cycle d'entraînement
50

Nombre de paramètres
15 000 000 paramètres



Nos résultats (marques du visage)

Statistiques du meilleur modèle :

Perte (MSE)

1,714

Nombre de cycle d'entraînement

128

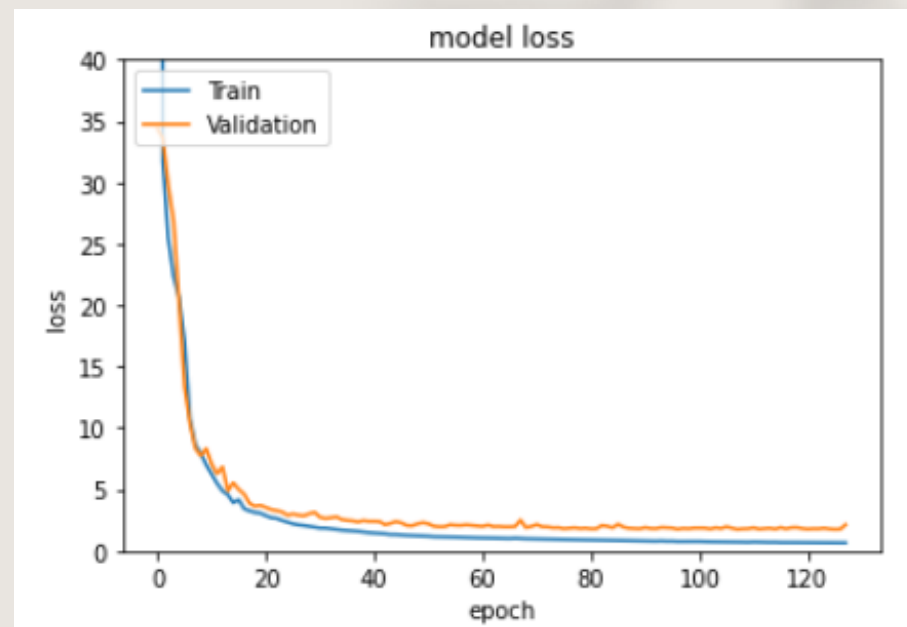
Nombre de paramètres

4 280 460 paramètres

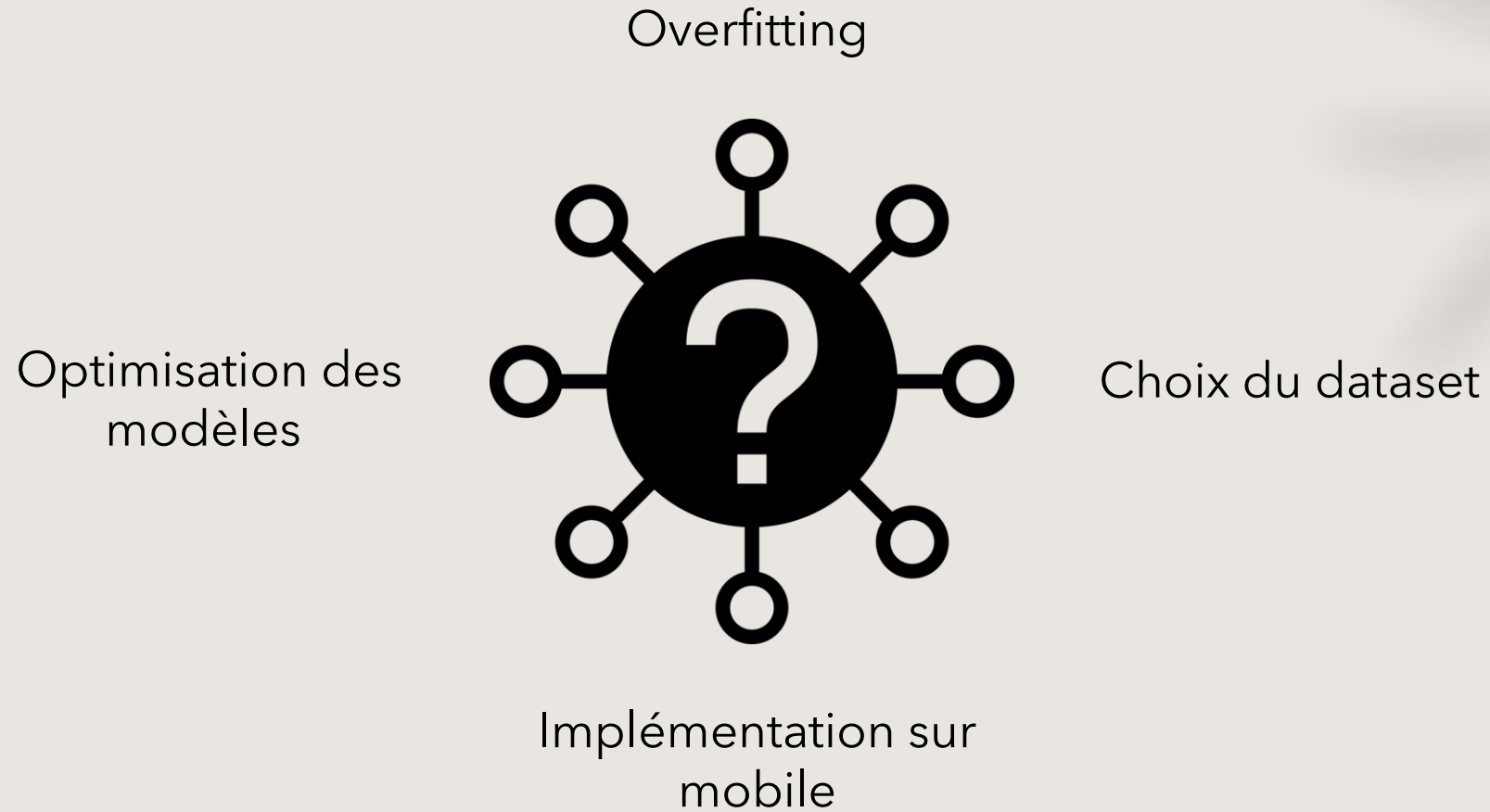
Temps de prédiction

-CPU: 21,6s/100 images

-GPU: 4,3s/100 images



Difficultés rencontrées



Axes d'amélioration

Améliorations possibles :

- Continuer à améliorer la précision de nos modèles
- Pour les facial landmarks: Optimisation du modèle
- Améliorer le temps de traitement dans le cadre de l'application



Conclusion



Merci de votre écoute

OPERATION		DATA DIMENSIONS			WEIGHTS(N)	WEIGHTS(%)
Input	#####	224	224	1		
BatchNormalization	$\mu \sigma$ -----	#####	224	224	1	4 0.0%
Conv2D	$\backslash /$ -----					1664 0.1%
relu	#####	220	220	64		
MaxPooling2D	Y max -----				0	0.0%
	#####	110	110	64		
	#####	24	24	112		
Dropout	$ \ $ -----				0	0.0%
	#####	24	24	112		
Conv2D	$\backslash /$ -----				717056	42.0%
relu	#####	20	20	256		
MaxPooling2D	Y max -----				0	0.0%
	#####	10	10	256		
BatchNormalization	$\mu \sigma$ -----				1024	0.1%
	#####	10	10	256		
Dropout	$ \ $ -----				0	0.0%
	#####	10	10	256		
Conv2D	$\backslash /$ -----				165960	9.7%
relu	#####	8	8	72		
MaxPooling2D	Y max -----				0	0.0%
	#####	4	4	72		
BatchNormalization	$\mu \sigma$ -----				288	0.0%
	#####	4	4	72		
Dropout	$ \ $ -----				0	0.0%
	#####	4	4	72		
Conv2D	$\backslash /$ -----				83072	4.9%
relu	#####	2	2	128		
MaxPooling2D	Y max -----				0	0.0%
	#####	1	1	128		
BatchNormalization	$\mu \sigma$ -----				512	0.0%
	#####	1	1	128		
Flatten	$ $ -----				0	0.0%
	#####	128				
Dropout	$ \ $ -----				0	0.0%
	#####	128				
Dense	XXXXX -----				33024	1.9%
relu	#####	256				
Dense	XXXXX -----				26985	1.6%
softmax	#####	105				

Apparence Based Model

OPERATION		DATA DIMENSIONS			WEIGHTS(N)	WEIGHTS(%)
Input	#####	96	96	1		
BatchNormalization	$\mu \sigma$ -----	#####	96	96	1	4 0.0%
Dropout	$ \ $ -----				0	0.0%
	#####	96	96	1		
Conv2D	$\backslash /$ -----				1660	0.0%
relu	#####	94	94	166		
Conv2D	$\backslash /$ -----				248170	6.0%
relu	#####	92	92	166		
BatchNormalization	$\mu \sigma$ -----				664	0.0%
	#####	92	92	166		
Dropout	$ \ $ -----				0	0.0%
	#####	92	92	166		
Conv2D	$\backslash /$ -----				382720	9.3%
relu	#####	90	90	256		
Conv2D	$\backslash /$ -----				590080	14.4%
relu	#####	88	88	256		
BatchNormalization	$\mu \sigma$ -----				1024	0.0%
	#####	88	88	256		
Dropout	$ \ $ -----				0	0.0%
	#####	88	88	256		
Conv2D	$\backslash /$ -----				590080	14.4%
relu	#####	86	86	256		
Conv2D	$\backslash /$ -----				590080	14.4%
relu	#####	84	84	256		
BatchNormalization	$\mu \sigma$ -----				1024	0.0%
	#####	84	84	256		
Dropout	$ \ $ -----				0	0.0%
	#####	84	84	256		
Conv2D	$\backslash /$ -----				590080	14.4%
relu	#####	82	82	256		
Conv2D	$\backslash /$ -----				590080	14.4%
relu	#####	80	80	256		
BatchNormalization	$\mu \sigma$ -----				1024	0.0%
	#####	80	80	256		
Conv2D	$\backslash /$ -----				228195	5.6%
relu	#####	78	78	99		
BatchNormalization	$\mu \sigma$ -----				396	0.0%
	#####	78	78	99		
Conv2D	$\backslash /$ -----				121312	3.0%
relu	#####	76	76	136		
BatchNormalization	$\mu \sigma$ -----				544	0.0%
	#####	76	76	136		
Conv2D	$\backslash /$ -----				166600	4.1%
	#####	74	74	136		

Landmarks Model